

熱帯・亜熱帯の海面水温および対流活動を指標とした 統計手法による季節予報の検討

小越 久美・鈴木 はるか（一般財団法人 日本気象協会）

1. はじめに

季節予報ガイダンスは一般的に大気海洋結合モデルの直上格子点値を説明変数に用いた線形重回帰によって作成されるが、中緯度における予測精度は十分ではない。

一方で、大気海洋結合モデルにおける ENSO をはじめとした熱帯や亜熱帯の精度は高く、SST よりも海盆間相互作用の結果である対流活動を指標として用いることで、東アジアの天候や気温と高い相関が得られることも分かっている (Ueda et al. 2015, Kuramochi et al. 2021)。

また近年は機械学習を用いた手法が進展しており、欧州や北米において数値予報モデルよりも高い精度で予測できることが報告されている (Peter B. Gibson et al. 2021, Judah Cohen et al. 2018)。

そこで本研究では、熱帯・亜熱帯域の海面水温および対流活動を指標とした機械学習による日本域の季節予報ガイダンスを構築した。2023 年の異常気象研究会では対流活動のみを指標として用いたが (小越・鈴木 2023)、対流活動は季節内変動に左右されるため安定した予測精度が得にくいことから、新たに海面水温を導入した。海面水温は長い周期を持つことからリードタイムの延長も期待できる。

ガイダンスの精度結果について報告し、経済インパクトの大きい夏の予測について考察する。

2. 説明変数の検討

2a. 指標とするエリアの抽出

はじめに、日本の月平均気温と、対流活動および SST の相関分析を実施し (図 1)、相関の高いエリアを指標として抽出した (表 1)。対流活動の指標として OLR(Outgoing Longwave Radiation)を用い、データは ERA5 より OLR(Top net

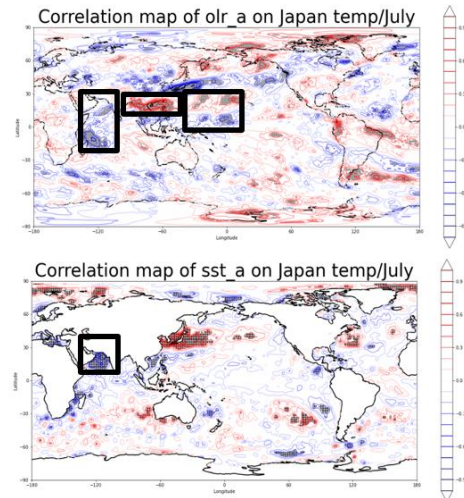


図 1 日本の 7 月の平均気温と OLR (上段)・SST (下段) のアノマリ相関 期間: 1979-2020 年 線形トレンド 偏差 ハッチは $P \leq 0.05$ で有意 四角枠は北緯 20 度～南緯 20 度で有意なエリア OLR の符号は正が対流活発、負が対流不活発

カテゴリ	領域	N	S	W	E
ENSO監視海域	NINO 12	0	-10	-90	-80
	NINO 3	5	-5	-150	-90
	NINO 34	5	-5	-170	-120
	NINO 4	5	-5	160	-150
	NINO WEST	15	0	130	150
フィリピン付近	PH	20	10	110	140
フィリピンの北	PH N	25	10	110	130
アジアモンスーン域	N	30	15	70	140
	S	10	0	70	140
	W	25	5	80	105
	E	20	5	105	140
海洋大陸	MC	5	-5	110	135
インド洋	IOBW	20	-20	40	100
(全体・東・西)	SETIO	0	-10	90	110
	WTIO	10	-10	50	70
WTIO-SETIO	IOD				
アラビア海	WTIO N	30	10	40	80
日付変更線の西	DATEW	10	-10	130	180
日付変更線付近	DL	5	-5	170	-170
対流ジャンプ付近	JUMP	30	10	130	180
大西洋 (北・南)	TNA	25	5	-55	-15
	TSA	0	-20	-30	10

表 1 指標とする OLR・SST を抽出したエリア

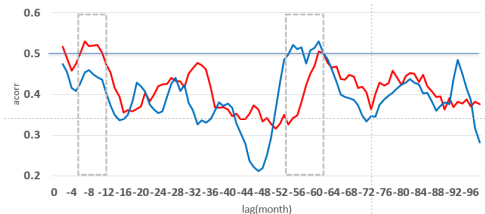


図 2 日本の 7 月平均気温と OLR・SST 指標のラグ相関 (絶対値) の全エリアにおける最大値 5 ヶ月移動平均 1996-2021 年 赤線: OLR 青線: SST

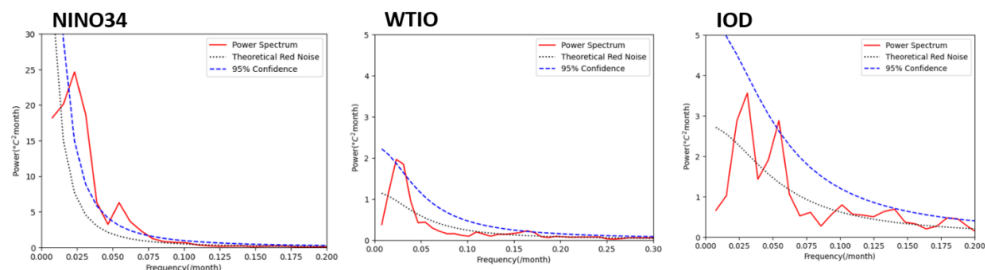


図 3 SST のパワースペクトル ERA5 1982-2019 年

thermal radiation $W\ m^{-2}$) と SST (Sea surface temperature K) の月平均値、気象庁より日本の月平均気温 ($^{\circ}C$) を利用した。エリアは既往研究を参考に区切っている。

2b. 予測期間の延長可能性の確認

予測期間の延長可能性を検証するため、日本の月平均気温と OLR・SST 指標のラグ相関を計算した。7 月の例を図 2 に示す。

OLR は直近から 1 年程度前までの相関が高いが SST は 4~5 年前に相関のピークがあり、SST の周期性を利用することで予測期間を延長できる可能性が示唆された。

SST のパワースペクトルを調べたところインド洋西部や太平洋東部に有意な周期が見られ、NINO34 や WTIO は 4 年程度、IOD (Saji et al. 1999) は 2 年程度の周期にスペクトルピークがあった (図 3)。SST の指標はこれらに絞った。

3. ガイダンスの構築

3a. データ

2. の説明変数の検討で得られた結果をもとに、日本の天候を予測する季節予報ガイダンスを構築する。OLR は、数値予報モデルのハインドキャストを利用する。

【説明変数】

要素①: OLR (Top net thermal radiation $W\ m^{-2}$) ※ECMWF (Set V - SEAS)

要素②: SST (Sea surface temperature K) ※ERA5

【目的変数】

要素: 月平均気温 (平年差 $^{\circ}C$) ※気象庁
エリア: 北日本・東日本・西日本×日本海側・太平洋側 (計 6 エリア)

【学習期間】 1994-2022 年

【テスト期間】 2023-2024 年

3b. ガイダンスの構築手法

ガイダンスの構築には線形重回帰を用い、24 ヶ月前時点からの予測を行った。

ラグ相関 (図 2) の結果より、OLR は 5 ヶ月先までの予測値および 12 ヶ月前までのイニシャル値のアンサンブル平均を、SST は 60 ヶ月前までの解析値を説明変数として用いた。LASSO 回帰 (Tibshirani, 1996) により指標を選択し、さらに $P < 0.05$ となる指標に絞った。

4. 結果 (予測精度)

代表として東日本 (太平洋側・日本海側) の結果を示す。表 2 は、学習期間

(1994-2022 年) において選択された変数を用い 1 年ずつを検証サンプルとしたクロスバリデーションと、テスト期間 (2023-2024 年) に 2022 年を加えた、予測と実績のアノマリ相関である。

学習期間においてはいずれのエリア・リードタイムにおいても正相関となったが、テスト期間においては 8 月から 10 月が負相関となった。冬季の 1 月 2 月はテスト期間であっても精度が高かった。

冬季 1 月 2 月の精度が高いのは、亜熱帯ジェット気流の南偏により、冬季のほうが熱帯から中高緯度へのロスビー波の伝播が明瞭であることと整合的である。暖候期はテスト期間とした 2023 年・2024 年が記録的高温となったこともあり精度が低かったが、夏の前半は相対的に精度が高かった。

表 3 東日本（太平洋側・日本海側）における予測と実績のアノマリ相関 上段：学習期間（1994～2022 年）において選択された変数を使い 1 年ずつをテストサンプルとしたクロスバリデーション 下段：2022 年+テスト期間（2023～2024 年） ※赤字は負相関を示す

FCT	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	サンプル数
3～24	0.34	0.46	0.39	0.30	0.35	0.19	0.51	0.28	0.39	0.43	0.30	0.28	1276
6～24	0.34	0.47	0.37	0.29	0.34	0.14	0.50	0.25	0.38	0.42	0.30	0.29	1102
9～24	0.34	0.45	0.37	0.29	0.33	0.15	0.49	0.26	0.40	0.43	0.31	0.30	928
12～24	0.35	0.42	0.37	0.28	0.33	0.17	0.46	0.28	0.43	0.41	0.33	0.31	754
18～24	0.35	0.37	0.44	0.29	0.29	0.12	0.40	0.33	0.47	0.40	0.37	0.35	406

FCT	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	サンプル数
3～24	0.55	0.51	-0.01	0.23	0.42	0.55	0.09	-0.04	-0.26	-0.02	0.29	0.05	132
6～24	0.52	0.49	0.07	0.18	0.42	0.57	0.17	-0.18	-0.23	-0.06	0.28	0.03	114
9～24	0.51	0.52	0.21	0.14	0.40	0.55	0.17	-0.16	-0.32	-0.11	0.28	0.02	96
12～24	0.51	0.57	0.35	0.12	0.38	0.52	0.14	-0.16	-0.44	-0.20	0.26	0.00	78
18～24	0.51	0.60	0.77	0.07	0.44	0.51	0.21	-0.21	-0.54	-0.27	0.02	0.25	42

表 3 東日本の日本海側 7 月平均気温の予測式

イニシャル	選択された指標	種別	coef	P	R2_adj
15ヶ月前	IOD_17ヶ月前の2月	SST	0.60	0.01	0.42
	WTIO_37ヶ月前の6月	SST	0.59	0.00	
5ヶ月前	IOD_16ヶ月前の3月	SST	0.78	0.00	0.45
	N（アジアモンスーン域北）	OLR予測	0.53	0.01	

5. 考察

予測精度が高い予測式において選択された指標は予測可能性の向上に重要であると考える。経済インパクトの大きい 7 月を取り上げ、精度が高かった東日本日本海側の結果について考察する（図 4：予測と実績の時系列）。

表 3 は 15 ヶ月前時点と 5 ヶ月前時点で作選択された指標と回帰係数を示す。各指標と SST、海面気圧（SLP）との相関分析を行った（図 4～7 data:ERA5 1982-2019 年 ハッチは SLP における $P \leq 0.05$ ）。分布図より、ENSO の特徴を示す指標と IOD の特徴を示す指標に分けられた。

5a. ENSO の位相を示す指標

図 5 は 15 ヶ月前イニシャルで選択された 6 月 WTIO（SST）と SST、SLP との相関図を示す。当月は ENSO の卓越と相関を持ち、30 ヶ月後 12 月は ENSO の符号が反転している。37 ヶ月後 7 月はアジアモンスーンの北偏と日本付近での太平洋高気圧の強まりと相関を持つ。つまり 6 月 WTIO（SST）は ENSO の位相を捉える指標であり、約 2 年半後の冬の ENSO の位相と、インド洋キャパシタ効果（Xie et al. 2009）を介した 3 年後の夏の日本付近の気温と相関を持つと解釈できる。

図 6 は 5 ヶ月前イニシャルで選択された「4 月アジアモンスーン域北（OLR 予測）」との相関図を示す。当月（4 月）は ENSO の衰退する分布が見られ、7 月はアジアモンスーン域や日本付近の気圧と相関が高い。つまり、ENSO の位相に加え、春のアジアモンスーン域の対流活動の予想が明瞭になることで、7 月の予測精度が向上している。

5b. IOD の位相を示す指標

15 ヶ月前イニシャルでは前年 2 月の、5 ヶ月前イニシャルでは前年 3 月の IOD（SST）が選択された。図 7 は 3 月 IOD（SST）との相関図を示す。3 月のインド洋が正（負）の IOD の場合、15 ヶ月後の 6 月にインド洋西部 SST は低温（高温）偏差で高気圧（低気圧）偏差となり、翌月 7 月に日本付近で太平洋高気圧が強まる（弱まる）と解釈できる。

IOD は秋にピークを持つ現象であることから、19 ヶ月後の 10 月との相関分析を行った（図 8）。結果、インドネシア付近の SST と正相関、SLP と負相関を持つことから、春と翌年秋で IOD の符号が逆転する関係になっており、図 1 において IOD が 2 年弱の周期に有意なスペクトルピークがあることと整合的であった。ENSO と同様に IOD の推移の過程が、夏のインド洋 SST と、ひいては日本の天候に影響していると解釈ができる。

6. まとめと今後の課題

熱帯・亜熱帯域の海面水温および対流活動を指標とした機械学習による日本域の季節予報ガイダンスを構築し、選択された指標について考察した。

日本付近の気温は ENSO と IOD の位相の組み合わせで説明することができ、これらには周期性があるため、その位相を捉えることで統計的に 1 年以上先の予測が可能である。さらに目先の対流活動の予測精度が上がることで、日本域の予測精度も向上する。

ただし、2023 年/2024 年夏後半から秋などの顕著な気温に対しては誤差が大きく、熱帯以外の要因の取り入れ方の検討が必要である。

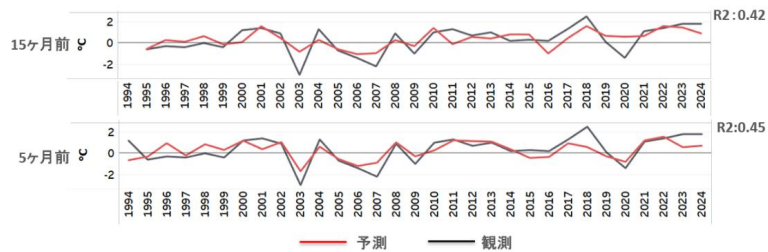


図 4 東日本日本海側の7月平均気温予測（上段：15ヶ月前 下段：5ヶ月前）

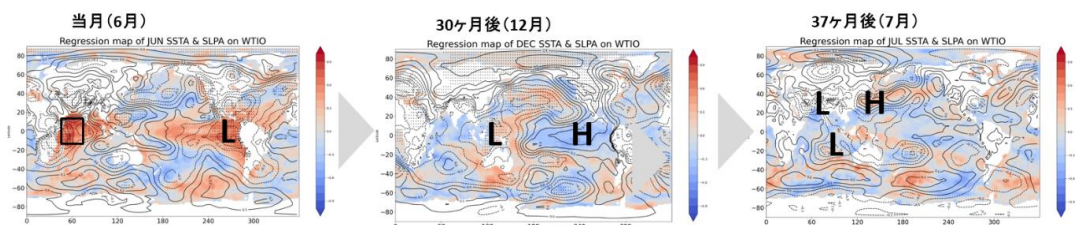


図 5 6月WTIO (SST) と SST, SLP の相関図

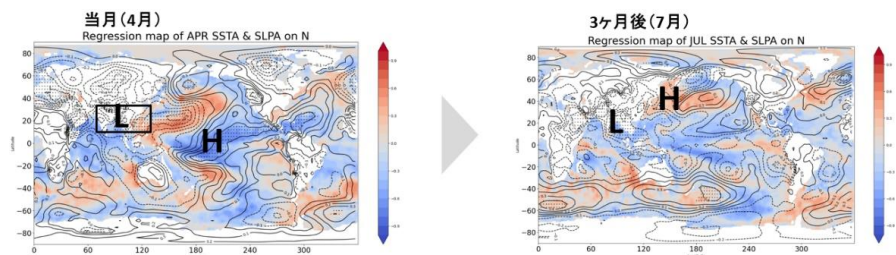


図 6 4月アジアモンスーン域北 (OLR 予想) と SST, SLP の相関図

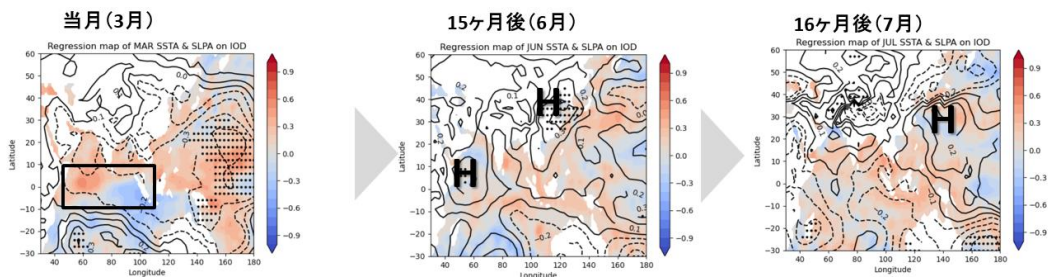


図 7 3月IOD (SST) と SST, SLP の相関図

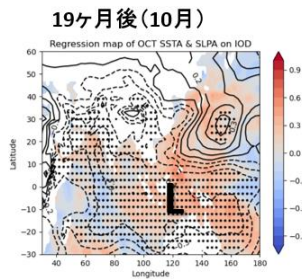


図 8 3月IOD (SST) と 19ヶ月後 (10月) の SST, SLP の相関図

参考文献

- Gibson, P. B., Chapman, W. E., Altinok, A., Delle Monache, L., DeFlorio, M. J., & Waliser, D. E. (2021). Training machine learning models on climate model output yields skillful interpretable seasonal precipitation forecasts. *Communications Earth & Environment*, 2(1), 159.
- Cohen, J., Coumou, D., Hwang, J., Mackey, L., Orenstein, P., Totz, S., & Tziperman, E. (2019). S2S reboot: An argument for greater inclusion of machine learning in subseasonal to seasonal forecasts. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change*, 10(2), e00567.
- Ueda, H., Kamae, Y., Hayasaki, M., Kitoh, A., Watanabe, S., Miki, Y., & Kumai, A. (2015). Combined effects of recent Pacific cooling and Indian Ocean warming on the Asian monsoon. *Nature Communications*, 6(1), 8854.
- Kuramochi, M., Ueda, H., Kobayashi, C., Kamae, Y., & Takaya, K. (2021). Anomalous warm winter 2019/2020 over East Asia associated with trans-basin Indo-Pacific connections. *SOLA*, 17B-001.
- Saji, N. H., Goswami, B. N., Vinayachandran, P. N., & Yamagata, T. (1999). A dipole mode in the tropical Indian Ocean. *Nature*, 401(6751), 360-363.
- Tibshirani, Robert. "Regression shrinkage and selection via the lasso." *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology* 58.1 (1996): 267-288.
- Xie, S. P., Hu, K., Hafner, J., Tokinaga, H., Du, Y., Huang, G., & Sampe, T. (2009). Indian Ocean capacitor effect on Indo-western Pacific climate during the summer following El Niño. *Journal of climate*, 22(3), 730-747.
- 小越久美・鈴木はるか(2023). 熱帯・亜熱帯の対流活動を指標とした季節予報ガイダンスの検討. 異常気象研究会 2023